

(51) Int.Cl. ⁷	識別記号	F I	テーマコード(参考)
G 0 5 B 13/02		G 0 5 B 13/02	L 5 H 0 0 4
13/04		13/04	
G 0 6 N 3/00	5 5 0	G 0 6 N 3/00	5 5 0 E

審査請求 未請求 請求項の数6 O L (全 9 頁)

(21) 出願番号 特願2000-351099(P2000-351099)

(22) 出願日 平成12年11月17日(2000. 11. 17)

(71) 出願人 000005234

富士電機株式会社

神奈川県川崎市川崎区田辺新田1番1号

(71) 出願人 000000239

株式会社荏原製作所

東京都大田区羽田旭町11番1号

(72) 発明者 黒谷 憲一

神奈川県川崎市川崎区田辺新田1番1号

富士電機株式会社内

(74) 代理人 100074099

弁理士 大管 義之

最終頁に続く

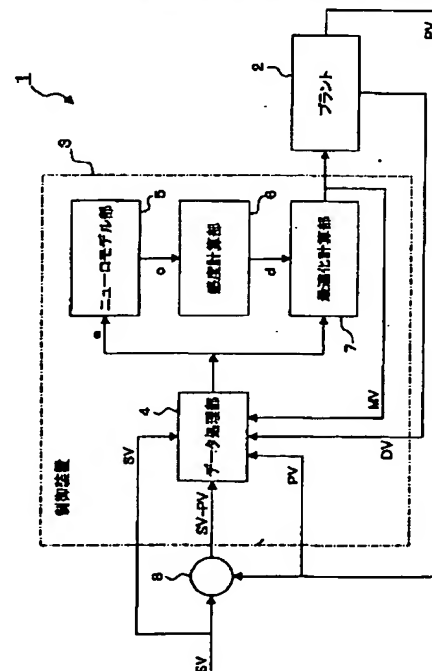
(54) 【発明の名称】 多変数モデル予測制御装置、方法、及びその記憶媒体

(57) 【要約】

【課題】 制御対象プロセスの操作量、外乱及び制御量を含む状態量を入力とし制御量を出力とする多変数モデル予測制御装置、方法及びその記憶媒体を提供する。

【解決手段】 多変数モデル予測制御システム1の制御装置3のデータ処理部4は、外部からプラント2の出力を制御する制御量の目標値SV、その現在制御量PV、演算器8により演算された「SV-PV」を入力され、内部からプラント2への過去の操作量MV及び外乱DVが入力され、それらの制御時間ステップ毎のデータaをニューロモデル部5に出力する。この出力値に基づき、ニューロモデル部5は各制御量の変化の予測値cを感度計算部6に出力する。この出力値に基づき、感度計算部6は各操作量に対する予測値の感度dを計算して最適化計算部7に出力する。この出力値に基づき、最適化計算部7は制御量と操作量の最適化計算を行って得られた操作量MVをプラント2及びデータ処理部4に出力する。

一実施の形態における多変数モデル予測制御システムの構成を示すブロック図



【特許請求の範囲】

【請求項1】 制御対象プロセスの操作量、外乱、及び制御量を含む状態量を入力とし制御量を出力とするニューラルネットワークモデルにより制御すべき時点から先の各制御量の変化を予測する制御量変化予測手段と、前記制御すべき時点の前記状態量により、これから先に与える各前記操作量の変化量に対する各前記制御量の変化量の感度を計算する制御量感度計算手段と、該制御量感度計算手段による計算によって得られた感度行列を用いて、前記変化予測手段により予測される各前記制御量が所定の目標値に可及的に一致し且つ各前記操

$$\tilde{y}_{k+d} = f(u_{k+1}, u_k, x_k, y_k, u_{k-1}, x_{k-1}, y_{k-1}, \dots)$$

又は

$$\tilde{y}_{k+d} = y_k + f(u_{k+1}, u_k, x_k, y_k, u_{k-1}, x_{k-1}, y_{k-1}, \dots)$$

を用いて各制御量の変化を予測することを特徴とする請求項1記載の多変数モデル予測制御装置。

【請求項3】 前記制御量感度計算手段は、j番目の操作量 u_{jk+1} が現在操作量 u_{jk} と同じ場合のi番目のニューロモデルによる制御量予測値を y_{ik+d} とし、これに対して操作量を $u_{jk+1} = u_{jk} + \epsilon_j$ としたとき制御量予測値が y'_{ik+d} に変化したとして、時点、時点での感度 r_{ij} を、

【数3】

$$r_{ij} = \frac{\partial y_i}{\partial u_j} = \frac{y'_{ik+d} - y_{ik+d}}{\epsilon_j}$$

として、各制御量の変化量の感度を計算することを特徴とする請求項1記載の多変数モデル予測制御装置。

【請求項4】 前記最適化計算・決定手段は、制御量の行列Y、その感度の行列R、操作量の行列Xによる連立一次方程式 $Y = R \cdot X$ を用い、Xの解法として最小二乗最小ノルム解を用いて前記操作量の最適化計算を行うことを特徴とする請求項1記載の多変数モデル予測制御装置。

【請求項5】 制御対象プロセスの操作量、外乱、及び制御量を含む状態量を入力とし制御量を出力とするニューラルネットワークモデルにより制御しようとする時点から先の各制御量の変化を予測し、前記制御しようとする時点の前記状態量によって、これから先に与える各前記操作量の変化量に対する各前記制御量の変化量の感度を計算し、この計算によって得られた感度行列を用いて、各前記制御量が所定の目標値に可及的に一致し且つ各前記操作量の変化量が可及的に小さく成るように最適化計算して、この最適化計算によって得られた各前記操作量を前記制御対象プロセスへの前記操作量として決定し、この決定された前記操作量を含む状態量を入力として前記制御量を予測することを特徴とする多変数モデル予測制御方法。

作量の変化量が可及的に小さく成るように最適化計算して各操作量を決定する最適化計算・決定手段と、を備え、

該最適化計算・決定手段によって決定された各前記操作量を前記制御対象プロセスの前記操作量として外部に出力することを特徴とする多変数モデル予測制御装置。

【請求項2】 前記制御量変化予測手段は、 y_{k+d} のkを現在までの時間ステップとし、dを現在から予想すべき時点までの時間ステップとし、ニューロモデルとして、

【数1】

【数2】

【請求項6】 制御対象プロセスの操作量、外乱、及び制御量を含む状態量を入力とし制御量を出力とするニューラルネットワークモデルにより制御しようとする時点から先の各制御量の変化を予測する機能と、前記制御しようとする時点の前記状態量によって、これから先に与える各前記操作量の変化量に対する各前記制御量の変化量の感度を計算する機能と、この計算によって得られた感度行列を用いて、各前記制御量が所定の目標値に可及的に一致し且つ各前記操作量の変化量が可及的に小さく成るように最適化計算する機能と、

この最適化計算によって得られた各前記操作量を前記制御対象プロセスへの前記操作量として決定する機能と、この決定された前記操作量を含む状態量を入力として前記制御量を予測する機能と、を実行させるための多変数モデル予測制御プログラムを記録したコンピュータによる読取りが可能な記憶媒体。

【発明の詳細な説明】

【0001】

【発明の属する技術分野】本発明は、制御対象プロセスの操作量、外乱及び制御量を含む状態量を入力とし制御量を出力とする多変数モデル予測制御装置、方法及びその記憶媒体に関する。

【0002】

【従来の技術】従来より、ニューロンコンピュータ又はニューラルネットワークと呼ばれる入力・出力システムが、制御、予測、診断などの多くの分野において利用されている。このニューラルネットワークは、学習能力を持っていることが最大の特徴となっており、入力データと出力データの間に一見して分かる関連性が見いだしにくい場合でも、入力データと出力データの組み合わせを学習させれば、システムは自分で内部に規則を作り出せる。すなわち、非線形性のデータを取り扱いながらパターンマッチング性に優れている等の特徴を有している。

【0003】上記の学習は、与えられたデータに基づいて所望の機能を獲得するようにニューラルネットワーク内部の結合荷重を調節することによって行われる。すなわち入力に対して正しい出力が決まっている場合に、ニューラルネットワークが正しく出力したかどうかを判定して間違いが無くなるように、結合荷重を調節するということを内部で行っている。

【0004】こうして学習したニューラルネットワークでは、学習時に与えた学習データと同一の入力データを与えると、学習データの時と同一のデータを出力する。また学習データに近い入力データを与えると、学習データに近い出力を行う特徴を持つ。したがって、入力される事例が学習時に与えられたものと同じであれば、その出力値は十分に信頼できるが、学習に用いられた事例と異なるものであれば、100%信頼できるわけではない。そのため、与えられた入力事例に対して得られた出力値が適切なものかどうか評価する出力値の信頼性評価が重要となるが、これについては、そのようなニューラルネットワーク出力値の信頼性の評価方法として種々の方法が提案されていて、近年、ニューラルネットワークの信頼性は高まっている。

【0005】そして、このような特徴を有するニューラルネットワークを用いて、上述した制御、予測、診断などを行う種々の制御プロセスが提案されてきた。このような制御、予測、診断などの制御プロセスを適用可能なモデルとしては、例えば化学プラント、セメントプラント、ゴミ焼却プラント等の種々のプラントが挙げられる。

【0006】

【発明が解決しようとする課題】ところで、上述したように、従来、ニューラルネットワークを用いて事象を予測することは一般的に行われており、また、ニューラルネットワークを用いた事象の制御方法も種々考えられてきた。しかし、予測について言えば、従来、物理法則で簡単にモデル化できないものについては予測できなかったものが、ニューラルネットワークで学習することにより非線形性を盛り込んだモデル化が可能となり、その予

$$\tilde{y}_{k+d} = f(u_{k+1}, u_k, x_k, y_k, u_{k-1}, x_{k-1}, y_{k-1}, \dots)$$

【0012】又は

【0013】

$$\tilde{y}_{k+d} = y_k + f(u_{k+1}, u_k, x_k, y_k, u_{k-1}, x_{k-1}, y_{k-1}, \dots)$$

【0014】を用いて各制御量の変化を予測するように構成される。また、上記制御量感度計算手段は、例えば請求項3記載のように、j番目の操作量 u_{jk+1} が現在操作量 u_{jk} と同じ場合のi番目のニューロモデルによる制御量予測値を y_{ik+d} とし、これに対して操作量を $u_{jk+1} = u_{jk} + \epsilon_j$ としたとき制御量予測値が y'_{ik+d} に変化したとして、時点、時点での感度 r_{ij} を、

測ができるようになったものの、あくまでも、それは単に予測することのみであった。

【0007】また、制御方法について言えば、それらの殆どは、1入力1出力の制御対象に対し操作量そのものを求めるためにニューラルネットワークを用いるものであり、その得られた操作量によって現時点における制御を行うという方式や、PID制御方式において、比例ゲイン、積分時間、微分時間を適切にチューニングする方式などが知られている。

【0008】本発明の課題は、上記従来の実情に鑑み、ニューラルネットワークを用いて得られる複数の予測変化量に基づいて制御量に対応する最適な複数の操作量を決定する多変数モデル予測制御装置を提供することである。

【0009】

【課題を解決するための手段】先ず、請求項1記載の多変数モデル予測制御装置は、制御対象プロセスの操作量、外乱、及び制御量を含む状態量を入力とし制御量を出力とするニューラルネットワークモデルにより制御すべき時点から先の各制御量の変化を予測する制御量変化予測手段と、上記制御すべき時点の上記状態量により、これから先に与える各上記操作量の変化量に対する各上記制御量の変化量の感度を計算する制御量感度計算手段と、該制御量感度計算手段による計算によって得られた感度行列を用いて、上記変化予測手段により予測される各上記制御量が所定の目標値に可及的に一致し且つ各上記操作量の変化量が可及的に小さく成るように最適化計算して各操作量を決定する最適化計算・決定手段と、を備え、該最適化計算・決定手段によって決定された各操作量を上記制御対象プロセスの上記操作量として外部に出力するように構成される。

【0010】上記制御量変化予測手段は、例えば請求項2記載のように、 y_{k+d} のkを現在までの時間ステップとし、dを現在から予想すべき時点までの時間ステップとし、ニューロモデルとして、

【0011】

【数4】

【数5】

【0015】

【数6】

$$r_{ij} = \frac{\partial y_i}{\partial u_j} = \frac{y'_{ik+d} - y_{ik+d}}{\epsilon_j}$$

【0016】として、各制御量の変化量の感度を計算するように構成される。上記最適化計算・決定手段は、例えば請求項4記載のように、制御量の行列Y、その感度

の行列 R 、操作量の行列 X による連立一次方程式 $Y=R \cdot X$ を用い、 X の解法として最小二乗最小ノルム解を用いて上記操作量の最適化計算を行うように構成される。

【0017】次に、請求項5記載の発明の多変数モデル予測制御方法は、制御対象プロセスの操作量、外乱、及び制御量を含む状態量を入力とし制御量を出力とするニューラルネットワークモデルにより制御しようとする時点から先の各制御量の変化を予測し、上記制御しようとする時点の上記状態量によって、これから先に与える各上記操作量の変化量に対する各上記制御量の変化量の感度を計算し、この計算によって得られた感度行列を用いて、各上記制御量が所定の目標値に可及的に一致し且つ各上記操作量の変化量が可及的に小さく成るように最適化計算して、この最適化計算によって得られた各上記操作量を上記制御対象プロセスへの上記操作量として決定し、この決定された上記操作量を含む状態量を入力として上記制御量を予測出力する。

【0018】そして、請求項6記載の記憶媒体は、制御対象プロセスの操作量、外乱、及び制御量を含む状態量を入力とし制御量を出力とするニューラルネットワークモデルにより制御しようとする時点から先の各制御量の変化を予測する機能と、上記制御しようとする時点の上記状態量によって、これから先に与える各上記操作量の変化量に対する各上記制御量の変化量の感度を計算する機能と、この計算によって得られた感度行列を用いて、各上記制御量が所定の目標値に可及的に一致し且つ各上記操作量の変化量が可及的に小さく成るように最適化計算する機能と、この最適化計算によって得られた各上記操作量を上記制御対象プロセスへの上記操作量として決定する機能と、を実行させるための多変数モデル予測制御プログラムをコンピュータによる読取りが可能なように記録している。

【0019】

【発明の実施の形態】以下、本発明の実施の形態を図面を参照しながら説明する。図1は、一実施の形態における多変数モデル予測制御システムの構成を示すブロック図である。同図に示すように、この多変数モデル予測制御システム1は、プラント2と、このプラント2の出力を制御する多変数モデル予測制御装置（以下、単に制御装置という）3から成る。制御装置3は、データ処理部4、ニューロモデル部5、感度計算部6、及び最適化計算部7で構成される。このように、制御装置3には、ニューロモデルを用いたモデル予測制御機能が組み込まれている。また、上記のデータ処理部4、ニューロモデル部5、感度計算部6、及び最適化計算部7は、各部一体に構成されたものでも良く、あるいは個々に独立した各部の構成を連結して全体として一つの制御機構を構成するものであっても良い。

【0020】尚、説明を分かり易くするために仮に設定すれば、上記のプラント2は、例えばゴミ焼却炉と、こ

のゴミ焼却炉によるゴミ焼却熱で蒸気を発生するボイラー装置とから成り、この発生する蒸気によって例えばタービンを回して発電をする、あるいは温水等を他へ供給するような、ゴミ焼却熱の有効利用を目的としたプラントである。勿論、化学プラント、セメントプラントなど他の処理を行うプラントであっても良いが、以下の説明ではゴミ焼却炉とボイラーとから成るプラントであるとする。

【0021】上記のデータ処理部4には、一方では外部から、上記プラント2の出力を制御する制御量の目標値 SV と、そのプラント2の出力、すなわち現在制御量 PV と、演算器8によって演算された「 SV （制御量目標値） $-PV$ （現在制御量）」が入力され、他方では内部から、上記プラント2を制御すべく出力された過去の操作量 MV が分岐して入力され、更に、外乱 DJ が入力される。尚、 PV （ならびに SV ）、 MV 、 DV はそれぞれ、 m 、 n 、 l 個あるものとする。 $m \geq 1$ 、 $n \geq 1$ 、 $l \geq 1$ である。

【0022】制御量目標値 SV 又は現在制御量 PV は、例えばボイラーから出力すべき又は出力された蒸気量等であり、操作量 MV は、その蒸気量を安定して得るための焼却炉の安定な燃焼状態を維持するために操作される例えば焼却炉の各所に設けられている通風調節弁によって調節される空気量等であり、外乱は例えば焼却炉内の計測可能な箇所検出される温度等である。また、上記の操作量は立場を変えると制御量になり、制御量は立場を変えると操作量になるものである。

【0023】データ処理部4は、上記の入力を処理してニューロモデル部5にデータ a を出力する。ニューロモデル部5は、データ処理部4の出力値に基づいて各制御量の変化を予測して、その予測値 c を感度計算部6に出力する。感度計算部6は、ニューロモデル部5の出力値 c に基づいて各操作量に対する予測値の感度を計算し、その計算によって得られた感度データ d を最適化計算部7に出力する。最適化計算部7は、感度計算部6の出力値 d に基づいて、制御量と操作量の最適化計算を行って、この計算によって得られた操作量 MV をプラント2及びデータ処理部4に出力する。

【0024】図2は、上記の多変数モデル予測制御システムにおける制御装置3の主要部の入出力データの詳細を示す図である。同図に示すように、ニューロモデル部5には、図1に示したデータ処理部4から、データ a （外乱 x_k 、制御量 y_k 、操作量 u_k ）が入力する。ここで k は制御周期 Δt の時間ステップを表している。

【0025】ニューロモデル部5は、これらの入力に基づいて、 τ 時間後の処理装置3の出力すなわち制御量 y_{k+d} （ $d = \tau / \Delta t$ ）を制御量予測値 c （以下、ニューロ出力 c ともいう）として感度計算部6に出力する。この制御量 y_{k+d} を予測するモデルは過去の経験データに基づいて予めニューロモデル部5に設定されている。そ

のモデルは、次式
【0026】

$$\tilde{y}_{k+d} = f(u_{k+1}, u_k, x_k, y_k, u_{k-1}, x_{k-1}, y_{k-1}, \dots)$$

【0027】によって表わされる。左辺の記号は複数のベクトル量を表わし、右辺のfはニューラルネットワークそのものを表わし、括弧内には、上述した外乱 x_k 、制御量 y_k 、操作量 u_k の各時間ステップ毎の値からなる入力変数を表している。各変数の添字kは現在時間ステップを表わし、k+1は次の時間ステップを表わし、

$$\tilde{y}_{k+d} = y_k + f(u_{k+1}, u_k, x_k, y_k, u_{k-1}, x_{k-1}, y_{k-1}, \dots)$$

【0030】として表わすこともできる。なお、ニューロモデルは予め設定しておいたものを常時利用してもよいし、逐次オンラインデータで学習更新してもよい。ニューロモデル部5は、この数1又は数2（以下の説明では数1を用いる）に示すニューロモデルを用い、入力変数それぞれの現在値及び過去値を使用してニューロ出力cとしての制御量予測値を計算して、その算出されたニューロ出力cを感度計算部6に出力する。また、これと共に、ニューロモデル部5は、操作量 u_k が現在値のままの場合の制御量予測値 y_{k+1} （ $y_{k+d} = f(u_{k+1}, x_k, y_k, u_k, \dots)$ ）を、ニューロ出力gとして、不図示の表示装置（制御用コンピュータの表示画面）に出力すると共に、記録用データとして不図示の記憶装置に格納する。

【0031】次に、感度演算部6は、上記のニューロ出力cを用いて、各操作量に対する制御量予測値（ニューロ出力c）の感度を計算する。感度は動作点によって変わるので、操作量を或る幅だけ変え、他の入力値は固定して、感度を求める。すなわち、j番目の操作量 u_{jk+1} が、現在操作量 u_{jk} と同じ場合の、i番目のニューロモデルによる制御量予測値を y_{ik+d} とし、これに対して操作量を $u_{jk+1} = u_{jk} + \epsilon_j$ としたとき、制御量予測値が y'_{ik+d} に変化したとすれば、時点、時点での感度 r_{ij} は、次のようになる。

【0032】

【数9】

$$r_{ij} = \frac{\partial y_i}{\partial u_j} = \frac{y'_{ik+d} - y_{ik+d}}{\epsilon_j}$$

【0033】ここで、最適化計算部7において、制御量の数をm、操作量の数をnとし、操作量の変化量を Δu_j 、制御量予測値の変化量を Δy_i とすると、前述の【数1】に示すモデルは、上記の感度 r （ r_{ij} ）を使って、次のような線形の式で表わすことができる。

【0034】

【数10】

【数7】

k-1は直前の時間ステップを表している。

【0028】上記のニューロモデルは、 $\Delta y = y_{k+d} - y_k$ をニューロ出力とすれば、

【0029】

【数8】

$$\Delta y_1 = r_{11} \cdot \Delta u_1 + r_{12} \cdot \Delta u_2 + \dots + r_{1n} \cdot \Delta u_n$$

$$\Delta y_2 = r_{21} \cdot \Delta u_1 + r_{22} \cdot \Delta u_2 + \dots + r_{2n} \cdot \Delta u_n$$

$$\Delta y_m = r_{m1} \cdot \Delta u_1 + r_{m2} \cdot \Delta u_2 + \dots + r_{mn} \cdot \Delta u_n$$

【0035】上記の式、数4において、 τ 時間後のi番目の制御量予測値に対応したプロセス変数の設定値（目標値）を s_{ik+d} とすると、ニューロモデルによる制御量予測値との偏差は $e_i = s_{ik+d} - y_{ik+d}$ となる。 τ 時間後にこれらを一致させるためには、 $\Delta y_i = e_i$ とすればよい。ただし、 e_i が不感帯内にある場合は $\Delta y_i = 0$ とする。

【0036】また、上記の式、数4において、①： $n = m = 1$ のときは、上記の条件を満たす Δu_1 は、 $\Delta u_1 = \Delta y_1 / r_{11}$ となる。また、②： $n = m > 1$ のときは、上記の条件を満たす Δu_j は、数4の連立方程式を解くことにより一義的に求まる。また、③： $n > m$ のときは、上式の条件を満たす Δu_j の組み合わせは複数あるので、それを一義的に決めるために、評価関数Jを次のようにおき、上式を満たし且つ評価関数を最小化する Δu_j を求める。これは次式に示すように各操作量の変分の二乗和にする。但し W_j は重みである。

【0037】

【数11】

$$J = w_1 \cdot \Delta u_1^2 + w_2 \cdot \Delta u_2^2 + \dots + w_n \cdot \Delta u_n^2$$

【0038】ここで求めた Δu_j に制御の安定のための調整値 α （ $0 \leq \alpha \leq 1$ ）を乗ずる。すなわち、

$$\Delta u_j' = \alpha \cdot \Delta u_j$$

とする。さらに、 $\Delta u_j'$ の絶対値が、操作量変化率の経験上予め設定されている上限 $\pm v_j$ を超える場合は、 $\Delta u_j'$ をその上限値とする。すなわち、 $\Delta u_j' > v_j$ のとき、 $\Delta u_j' = v_j$ 、 $\Delta u_j' < -v_j$ のとき、 $\Delta u_j' = -v_j$ とする。

【0039】しかる後、現在の操作量 u_{jk} に、上記求め

った変化量 Δu_j を、加算して得られる $u_{jk+1} = u_{jk} + \Delta u_j$ を、次の操作量として決定する。そして、この決定した次の操作量 u_{jk+1} を、ニューロモデルに入力し、改めて τ 時間後の制御量予測値 y''_{ik+d} を計算して確認する。この y''_{ik+d} は、最適化計算部7の出力 h として、不図示の表示装置（制御用コンピュータの表示画面）に出力されると共に、記録用データとして不図示の記憶装置に格納される。

【0040】そして、上記決定した次の操作量 u_{jk+1} が、最適化計算部7からの出力 MV としてプラント2に出力される。図3(a),(b)は、上記の演算過程を模式的に図式化して示す図である。同図(a)は、横軸に時間 t を示し、縦軸に制御量 y を示している。図における原点は、制御開始から k ステップ目の時点である現在時点と、この k ステップ目における i 番目の制御対象の制御量 y_{ik} すなわち太い実線で示す現在制御量 PV との交点を示している。また、縦軸 y には制御量目標値 SV を破線で示している。

【0041】同図(b)は、横軸に同図(a)に対応する時間 t を示し、縦軸に操作量 u を示している。原点は上記と同様に制御開始から k ステップ目の時点である現在時点と、この k ステップ目における i 番目の操作対象の操作量 u_{jk} すなわち太い実線で示す現在操作量 MV との交点を示している。

$$Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_m \end{bmatrix}, R = \begin{bmatrix} r_{11} & \cdots & r_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{n1} & \cdots & r_{nm} \end{bmatrix}, X = \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}$$

【0046】を表わしたものである。尚、ここでは、一般的に記述するために、操作量 u を変数 x に置き換えている。また、上述してきた制御量の数 m を、式の数 m とし、操作量の数 n を、未知数 n としている。また、以下の説明では、 r は行列 R のランクを示し、上述してきた感度 r は行列 R で示される。上記の数7に示す行列式のもとで、 X を解く方法を以下に説明する。

【0047】第1に、行列 R のランク $r = m < n$ のとき、

【0048】
【数13】

$$J = \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i^2$$

【0049】を最小にする X を求める。解法は、最小二乗法（最小ノルム）を用いる。第2に、行列 R のランク $r = m = n$ のとき、連立一次方程式（1）を解いて、 $X = R^{-1} \cdot Y$ (2)を得る。尚、 R^{-1} は行列 R の逆行列である。ここでは、上述したように感度の行列 R と変化させるべき制御量の

【0042】ここで、同図(a)において、 τ 時間後、換言すれば k ステップ目の現在時点から更に d ステップ目、すなわち制御開始から $k+d$ ステップ目の制御量を予測する。まず、同図(b)に示すように、太線で示す現在操作量 MV をそのまま $k+1$ ステップまで継続したとすると、 y_{ik+d} が予測された。これは制御量目標値 SV よりも e_j だけ低い。

【0043】そこで、同図(b)に示すように、現在操作量 MV を $+e_j$ だけ変化させてみると、同図(a)に示すように、より制御量目標値 SV に近い y'_{ik+d} が予測された。この結果、あとどのくらい操作量を変化させれば、その予測値 y''_{ik+d} が制御量目標値 SV に近似するかが判明する。すなわち現在操作量 MV に付加すべき操作量の変分 Δu_j が判明する。

【0044】ここで、上述した最適化の演算、すなわち評価関数を最小にする演算方法について更に説明する。尚、以下の説明では、大文字の英文字は全て行列式を表わすものとする。すなわち、次の連立方程式

$$Y = R \cdot X \quad \text{. (1)}$$

における、 Y 、 R 、及び X は、それぞれ上述した数4を書き換えた下記の行列式

【0045】
【数12】

行列 Y （ベクトル）がすでに分かっているので、操作量の行列 X （ベクトル）を一義的に求めることができる。

【0050】第3に、行列 R のランク $r = n < m$ のとき、

$$J = \|Y - R \cdot X\|_2$$

を最小にする X を求める。解法は、最小二乗法を用いる。尚、この式は、一つ一つの Y に対する誤差、つまり、本例のように、未知数の数 n よりも式の数 m が多い場合、本質的に式（1）を満たす X は存在しないから、誤差 $\|Y - R \cdot X\|$ の二乗和を最小化するものである。

【0051】第4に、行列 R のランク $r \leq \text{Min}(m, n)$ のとき（但し、 $m \geq 1$ 、 $n \geq 1$ とし、 m 、 n の大小関係は任意であり、小さい方を r とする）、これは、上記の第1、第2、及び第3の解法を含む一般的な解法となる。尚、上述した最適化計算部7における演算において、①、②及び③で $n = m = 1$ 、 $n = m > 1$ 及び $n > m$ のときの解法を示し、 $n < m$ のときの解法を示さなかったが、この一般解で示される。

【0052】まず、 $A \cdot Z = b$ の最小二乗最小ノルム解を Z^* とおく。この Z^* は $\|b - A \cdot Z\|_2$ が最小とな

る Z の中で $\|Z\|_2$ が最小となる Z である。評価関数を $\|Z\|_2$ の形式にするため

$$z_i = x_i \cdot \sqrt{w_i}$$

とおく。 $x_i = z_i / \sigma_i$ 、 $\sigma_i = \sqrt{w_i}$ 、 $w_i \neq 0$ と

$$Z = \begin{bmatrix} z_1 \\ \vdots \\ z_n \end{bmatrix}, C = \begin{bmatrix} 1/\sigma_1 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 1/\sigma_2 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1/\sigma_{n-1} & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & 0 & 1/\sigma_n \end{bmatrix}$$

$$【0054】 X = C \cdot Z$$

したがって、式 (1) は、

$$Y = R \cdot C \cdot Z$$

となる。ここで、

$$b = Y$$

$A = R \cdot C$ とおいて、 Z^+ を求めればよい。 Z^+ が求まれば、

$$X = C \cdot Z^+$$

より X が求まる。

【0055】

【発明の効果】以上詳細に説明したように、本発明によれば、ニューラルネットワークを用いて予測される予測制御量を求め、この求められた予測制御量の評価関数を求め、これらの評価関数を最小とする操作量を決定して、その決定した操作量を目標制御量に対応する操作量としてプラントへ出力するので、物理法則で簡単にモデル化できないプラントでも、これをニューラルネットワークでモデル化して、単に数値を予測するのではなく、予測された変数から目標とする制御量に対応する最適な操作量を決定して出力することができ、これによ

して

【0053】

【数14】

り、各種のプラントに対して常に最適な制御を行うことが可能となる。

【図面の簡単な説明】

【図1】一実施の形態における多変数モデル予測制御システムの構成を示すブロック図である。

【図2】多変数モデル予測制御システムにおける多変数モデル予測制御装置の主要部における入出力データの詳細を示す図である。

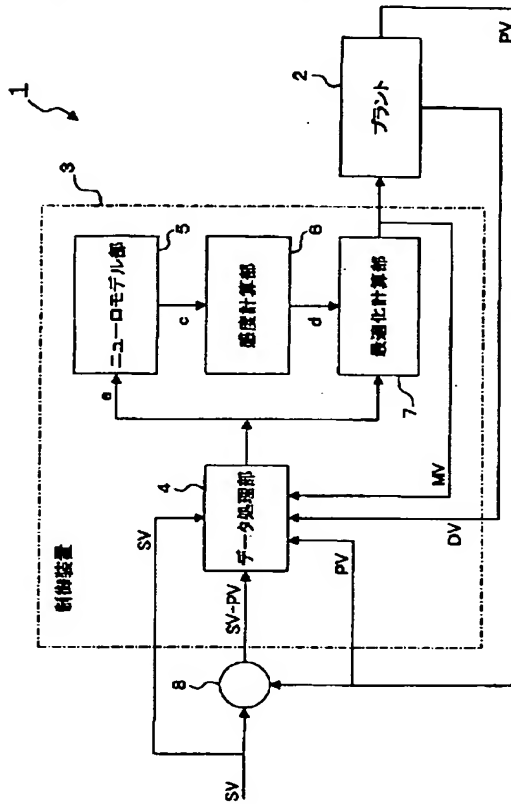
【図3】多変数モデル予測制御装置による予測値の算出方法を模式的に示す図である。

【符号の説明】

- 1 多変数モデル予測制御システム
- 2 プラント
- 3 多変数モデル予測制御装置（制御装置）
- 4 データ処理部
- 5 ニューロモデル部
- 6 感度計算部
- 7 最適化計算部
- 8 演算器

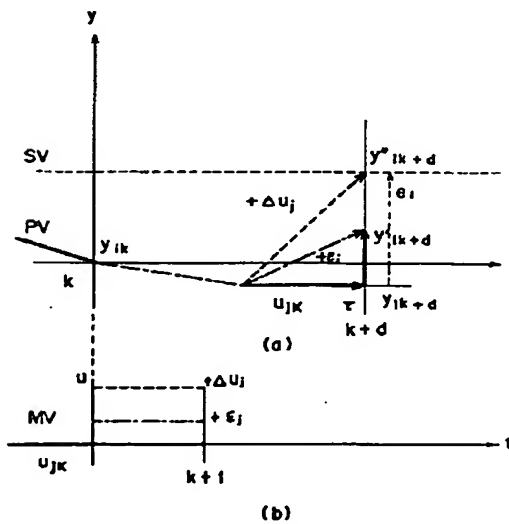
【図1】

一実施の形態における多変数モデル予測制御システムの構成を示すブロック図



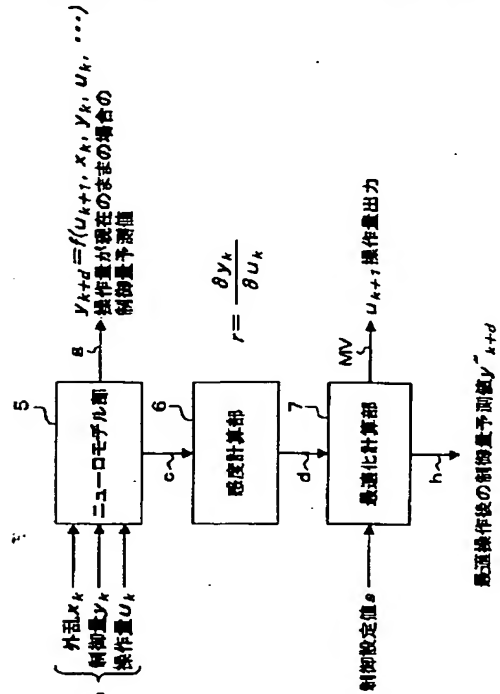
【図3】

多変数モデル予測制御装置による
予測値の算出方法を模式的に示す図



【図2】

多変数モデル予測制御システムにおける多変数モデル予測
制御装置の主要部における入出力データの詳細を示す図



フロントページの続き

(72)発明者 松本 晴幸
神奈川県川崎市川崎区田辺新田1番1号
富士電機株式会社内
(72)発明者 野村 和朗
神奈川県川崎市川崎区田辺新田1番1号
富士電機株式会社内

(72)発明者 塚本 輝彰
東京都大田区羽田旭町11番1号 株式会社
荏原製作所内
(72)発明者 鈴木 潔
東京都大田区羽田旭町11番1号 株式会社
荏原製作所内
(72)発明者 佐藤 誉司
東京都大田区羽田旭町11番1号 株式会社
荏原製作所内

Fターム(参考) 5H004 GB01 HA16 JA21 KC27 KD31

THIS PAGE BLANK (USPTO)